

적응적 비선형 히스토그램 스트레칭을 이용한 의료영상의 화질향상

김승종*

¹한양여자대학교 컴퓨터정보과

Medical Image Enhancement Using an Adaptive Nonlinear Histogram Stretching

Seung-Jong Kim¹*

¹Department of Computer Information, Hanyang Women's University

요약 의료영상에서 잡음을 제거하는 것과 명암대비를 좋게하는 것은 화질을 향상시키는 중요한 방법이다. 본 논문에서는 의료영상의 화질 향상을 위해 에지 기반 잡음 제거 방법과 적응적 비선형 히스토그램 스트레칭 알고리즘을 제안한다. 첫째, 웨이블릿 변환을 수행하고 분해된 고주파 부밴드 각각에 대해 Haar 변환을 수행한다. 동시에 수평, 수직, 대각 방향의 Sobel 마스크를 적용하여 방향별 에지를 검출한다. 둘째, 고주파 부밴드에 대해 에지 기반 적응적 문턱치를 이용하여 잡음을 제거한다. 셋째, 적응적 가중치를 이용하여 고주파 부밴드 계수 값을 향상한 후, Haar 역변환 및 웨이블릿 역변환을 수행하여 복원 영상을 얻는다. 마지막으로 복원된 영상의 화소 값의 범위가 좁아졌으므로 제안하는 비선형 히스토그램 스트레칭 알고리즘을 이용하여 명암대비가 향상된 영상을 얻는다. 제안한 알고리즘을 낮은 명암대비를 갖는 의료영상에 적용했을 경우 효율적으로 에지를 보존하면서도 시각적으로 우수한 결과를 얻었다.

Abstract In the production of medical images, noise reduction and contrast enhancement are important methods to increase qualities of processing results. By using the edge-based denoising and adaptive nonlinear histogram stretching, a novel medical image enhancement algorithm is proposed. First, a medical image is decomposed by wavelet transform, and then all high frequency sub-images are decomposed by Haar transform. At the same time, edge detection with Sobel operator is performed. Second, noises in all high frequency sub-images are reduced by edge-based soft-threshold method. Third, high frequency coefficients are further enhanced by adaptive weight values in different sub-images. Finally, an adaptive nonlinear histogram stretching method is applied to increase the contrast of resultant image. Experimental results show that the proposed algorithm can enhance a low contrast medical image while preserving edges effectively without blurring the details.

Key Words : Denoising, Nonlinear histogram stretching, Soft-threshold filtering, Wavelet transform

1. 서론

우리 몸의 내부 기관이나 신체 조직 등을 시각적으로 표현할 수 있도록 이미지를 생성하고 처리하는 의료영상 기술은 환자를 진단하고 치료하는 데 많은 도움을 준다. 하지만, 의료영상 획득 시 조명이나 장치의 기계적인 특

성으로 인해 잡음이 추가되고 명암대비가 좋지 않아 좋은 화질이 저하된다. 따라서 획득된 의료영상에서 잡음을 제거하고 높은 명암대비를 갖도록 하는 영상 향상 기술이 반드시 필요하다. 의료영상 향상 알고리즘은 공간 영역에서 화소 값을 변환하는 방법과 주파수 영역에서 계수 값을 변환하는 방법이 주로 연구되었다. 히스토그램 평활화는 공간 영역에서 이미지의 명암대비를 향상시키는 대표적인 방법이다[1-2]. 하지만, 평활화된 이미지

본 논문은 2013년도 한양여자대학교 교내연구비 지원으로 수행된 결과임.

*Corresponding Author : Seung-Jong Kim(Hanyang Women's Univ.)

Tel: +82-2-2290-2202 email: jkim@hywoman.ac.kr

Received September 17, 2014

Revised (1st November 18, 2014, 2nd December 15, 2014)

Accepted January 8, 2015

의 히스토그램이 균등하게 분포되어 오히려 원본 이미지보다 좋지 않은 이미지가 생성될 수 있다. 즉, 히스토그램에서 큰 피크(peak)는 원하지 않는 영역으로 간주될 수 있으므로 히스토그램 평활화를 통해 얻어진 이미지는 시각적으로 많은 잡음을 초래할 수 있다[3]. 또한 히스토그램 평활화는 특정 그레이 레벨 범위에 속하는 화소 수가 상대적으로 적었을 경우 국부적인 명암대비를 적응적으로 반영하지 못한다.

웨이블릿 변환을 기반으로 하는 영상 향상 알고리즘은 주파수 영역에서의 대표적인 접근 방법이다. 웨이블릿 변환은 푸리에 변환의 향상된 버전이며, 푸리에 변환은 정상적인 신호의 분석에는 강하나 비 정상적인 신호의 분석에는 약하다. 웨이블릿 변환은 비 정상적인 신호의 분석이 가능하며, 국부적인 시간-주파수 특성을 제공하므로 잡음 제거를 포함하여 이미지 프로세싱 응용 분야에 많이 사용되고 있다[4-5]. 따라서 웨이블릿 변환을 기반으로 하는 의료영상의 화질 향상 알고리즘 또한 꾸준히 제안되었다. 제안된 알고리즘 대부분이 주파수 영역에서의 다해상도 에지 표현과 함께 이미지 샤프닝, 문턱치 필터링, 비선형 히스토그램 스트레칭 방법 등을 결합한 알고리즘을 채택하였다[6-11]. 특히, Yang[12]은 고주파 부밴드에 포함된 잡음을 제거하기 위해 soft-threshold 필터링 방법을 제안했지만, 부밴드의 특성을 고려하지 않고 문턱치를 적용했기 때문에 어두운 영상의 경우에는 에지와 관련된 계수 값도 제거되는 단점이 존재하였다. 이러한 단점을 개선하기 위해 Kim[13]은 고주파 부밴드의 특성을 고려한 적응적 가중치와 문턱치를 제안했으나, 중간 밝기 이상의 화소 값을 갖는 의료영상을 알고리즘에 적용하면 오히려 주관적 화질이 저하되는 결과를 초래하였다.

본 논문에서는 에지 기반 잡음 제거와 적응적 비선형 히스토그램 스트레칭을 이용한 의료영상의 화질 향상 알고리즘을 제안한다. 먼저, 화질이 저하된 의료영상에 대해 웨이블릿 변환을 수행한다. 그러나 에지와 같은 정보는 분해된 고주파 부밴드에 숨겨져 있으므로 각각의 고주파 부밴드에 대해 Haar 변환을 수행한다. 동시에 원본 영상에 대해 수평, 수직, 대각 방향의 소벨 마스크를 적용하여 방향별 에지를 검출한다. 둘째, 검출된 에지 정보를 바탕으로 고주파 부밴드 각각에 대해 적응적 문턱치를 적용하여 잡음을 제거한다. 셋째, 잡음이 제거된 고주파 부밴드 계수 값은 문턱치에 의해 축소되었으므로 제안하

는 적응적 가중치를 적용하여 부밴드 계수 값을 조정한다. 넷째, Haar 역변환 및 웨이블릿 역변환을 수행하여 복원영상을 얻는다. 하지만, 복원된 영상의 화소 값의 범위가 원본 영상에 비해 축소되었으므로 제안하는 비선형 히스토그램 스트레칭 알고리즘을 적용하여 명암대비가 향상된 영상을 얻는다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 웨이블릿 변환과 Haar 변환에 대해 간략히 기술하고 3절에서는 제안하는 알고리즘에 대해 자세히 기술한다. 4절에서는 실험을 통해 제안한 알고리즘과 기존 방법을 비교하고 5절에서 결론을 맺는다.

2. 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환은 이미지 매칭, 이미지 분할, 잡음 제거, 이미지 복원, 이미지 향상, 이미지 압축, 의료영상 처리 기술 등 많은 응용 분야에 적용된다. 웨이블릿 변환은 일반적인 비정상적 신호에 대해 적절한 기저를 이용하여 인간의 시각적 특성에 맞게 분해하고 합성함으로써 주관적 화질의 향상을 가져온다. 웨이블릿은 Morlet[14]에 의해 처음 소개되었으며, 이후 Mallat[15]은 고속 웨이블릿 변환을 제안했다. 웨이블릿은 $L^2(R)$ 내에 존재하는 고유한 기본 함수인 모 웨이블릿(mother wavelet)의 이동과 팽창, 축소로 구성되는 기저함수 집합으로 $L^2(R)$ 내의 함수를 표현하는 것에 바탕을 둔다. $L^2(R)$ 내의 함수를 모 웨이블릿의 가중치 합으로 표현할 때, 이를 다해상도 분석이라고 한다. 웨이블릿 기저함수는 스케일링 함수 $\varphi(x)$ 와 디테일 함수 $\psi(x)$ 로 구성되고 식(1)과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \varphi_{j,k}(x) &= 2^{j/2} \varphi(2^j x - k) \\ \psi_{j,k}(x) &= 2^{j/2} \psi(2^j x - k) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 j 는 분해 레벨을 나타내고 k 는 이동을 의미한다. j 가 커질수록 기저함수의 폭은 좁아지고 높이는 커진다. 또한 k 가 커짐에 따라 기저함수는 우측으로 평행 이동하게 된다. 임의의 모든 신호는 식(2)와 같이 스케일링 함수 $\varphi(x)$ 와 디테일 함수 $\psi(x)$ 의 선형 조합으로 표현된다.

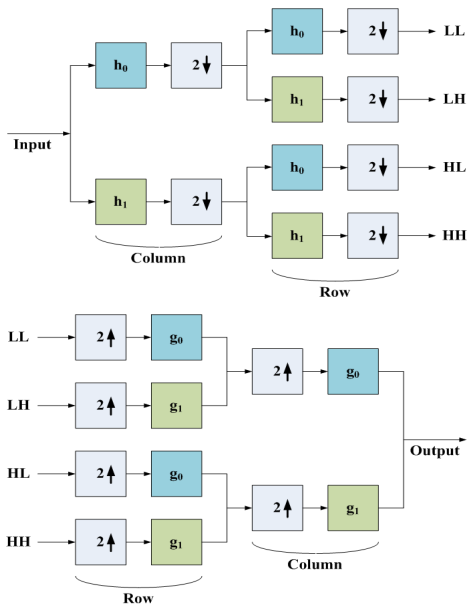
$$f(x) = \sum_k c_{j0}(k) \varphi_{j0,k}(x) + \sum_k d_j(k) \psi_{j,k}(x) \quad (2)$$

식(2)에서 j_0 는 시작 스케일을 의미하고 $c_{j_0}(k)$ 는 스케일링 계수, $d_j(k)$ 는 디테일 또는 웨이블릿 계수를 의미한다.

Haar 웨이블릿은 기저함수의 모양이 단순하기 때문에 간단하며, 시간 정보에 대한 해석이 용이하다. 또한 평균 변화에 대해 좋은 성능을 나타내므로 고주파 부밴드의 디테일 특성을 해석하는 데, 가장 보편적으로 사용되는 웨이블릿 기저이다. Haar 웨이블릿 기저함수는 식(3)과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \phi(x) &= \begin{cases} 1, & 0 \leq x < 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \\ \psi(x) &= \begin{cases} 1, & 0 \leq x < 1/2 \\ -1, & 1/2 \leq x < 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

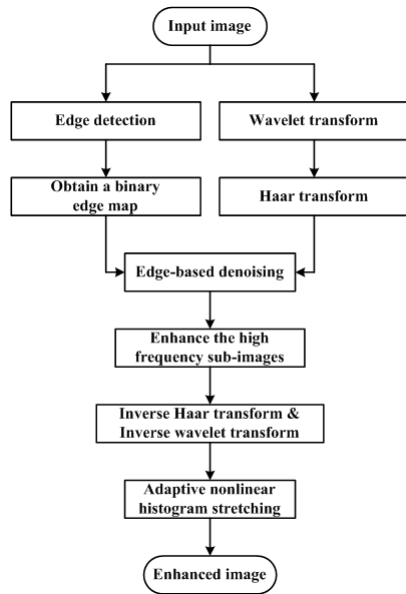
영상과 같은 2차원 신호는 Fig. 1과 같이 행 및 열 방향의 필터링을 통해 다해상도 영상을 얻을 수 있다. h_0 와 h_1 은 웨이블릿 분해를 위한 저역 및 고역 통과 필터이고 g_0 과 g_1 은 합성을 위한 저역 및 고역 통과 필터이다. 영상을 웨이블릿 변환하게 되면 서로 다른 단계의 다중 해상도 영상을 얻을 수 있다. 분해된 영상은 저주파 성분만을 갖는 LL 대역과 고주파 성분인 LH, HL, HH 대역으로 분해된다.



[Fig. 1] Wavelet decomposition and reconstruction.

3. 제안하는 알고리즘

제안하는 알고리즘의 전체적인 블록도는 Fig. 2와 같다. 첫째, 입력 영상에 대해 웨이블릿 변환을 수행한 후, 분해된 모든 고주파 부밴드에 대해 Haar 변환을 적용한다. 동시에 원본 영상에 대해 수평, 수직, 대각 방향의 소벨 마스크를 적용하여 방향별 에지를 검출한 후, 에지 맵을 얻는다. 둘째, 에지 맵을 바탕으로 고주파 부밴드 각각에 대해 제안하는 문턱치를 적용하여 잡음을 제거한다. 셋째, 잡음이 제거된 고주파 부밴드 계수 값은 문턱치에 의해 축소되었으므로 제안하는 적응적 가중치를 적용하여 부밴드 계수 값을 조정한다. 넷째, Haar 역변환 및 웨이블릿 역변환을 수행하여 복원영상을 얻은 후, 제안하는 비선형 히스토그램 스트레칭 알고리즘을 적용하여 명암대비가 향상된 영상을 얻는다.



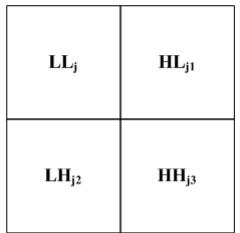
[Fig. 2] Block diagram of the proposed algorithm.

3.1 웨이블릿 분해

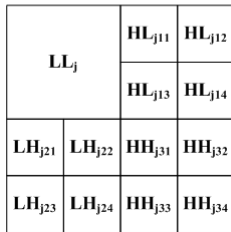
웨이블릿 주파수 관점에서 이미지를 구성하고 있는 에지의 특징이나 상세 정보들은 고주파 부밴드에 골고루 존재한다. 고주파 부밴드는 수직, 수평, 대각 방향의 에지 특징과 기타 상세 정보를 표현하고 있으며, 같은 방향의 대역별로 서로 유사한 특성을 갖는다. 하지만, 보다 자세한 고주파 성분을 얻기 위해서는 고주파 부밴드를 다시 분해해야 한다. 본 논문에서는 Fig. 3과 같이 시간 정보에

대한 해석이 용이하고 평균 변화에 뛰어난 성능을 보이는 Haar 변환을 이용하여 고주파 부밴드를 같은 대역폭을 갖도록 또다시 분해한다. 각각의 고주파 부밴드에서 새롭게 얻어진 밴드는 식(4)와 같으며, j 는 스케일 레벨을 나타내고 $ji1, ji2, ji3, ji4 (i = 1, 2, 3)$ 는 Haar 변환을 통해 얻어진 각각의 부밴드를 의미한다.

$$\begin{cases} HL_{j1} = \{HL_{j11}, HL_{j12}, HL_{j13}, HL_{j14}\} \\ LH_{j2} = \{LH_{j21}, LH_{j22}, LH_{j23}, LH_{j24}\} \\ HH_{j3} = \{HH_{j31}, HH_{j32}, HH_{j33}, HH_{j34}\} \end{cases} \quad (4)$$



↓ Haar transform



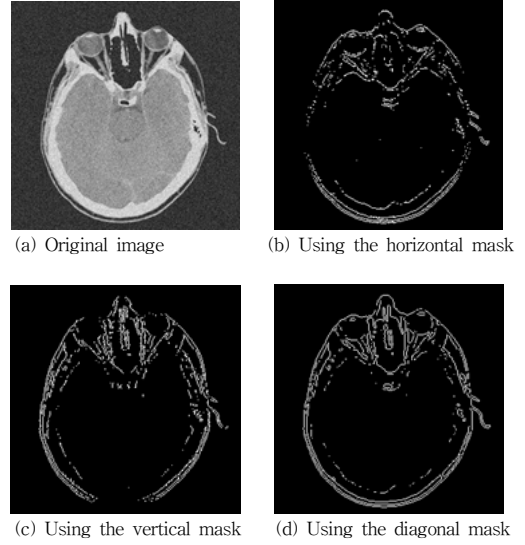
[Fig. 3] Haar transform of the high frequency bands.

3.2 에지 검출

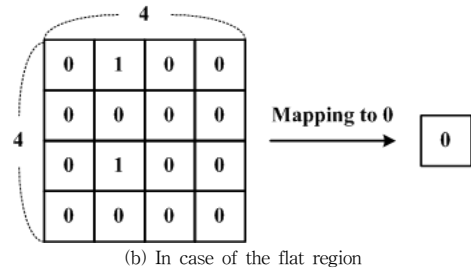
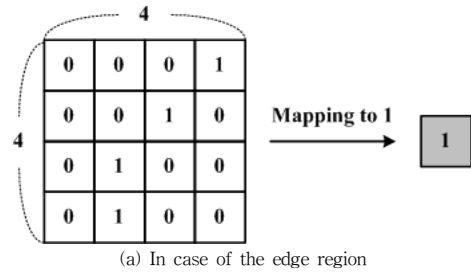
웨이블릿 변환과 Haar 변환을 수행하면 고주파 신호의 에너지 대부분은 에지에 집중됨을 알 수 있다. 이러한 특성을 이용하여 의료영상에 포함된 잡음을 제거하기 위해 본 논문에서는 Fig. 4와 같이 원영상에 대해 수평, 수직, 대각 방향의 소벨 마스크를 적용하여 이진 에지 이미지를 얻는다.

다음에는 얻어진 방향별 에지 이미지를 이용하여 Fig. 5와 같은 방법으로 에지 맵을 생성한다. 에지 맵은 웨이블릿 분해 스케일에 따라 조사하는 블록의 크기를 가변시켜 생성해야 한다. 즉, 레벨 1의 경우에는 4×4 블록 단위로 연속된 1을 조사하여 에지 맵을 생성하고 레벨 2의 경우에는 8×8, 레벨 3의 경우에는 16×16 등으로 가변시켜 조사한다. 만약, Fig. 5(a)와 같이 4×4 블록 내에 연속

된 1이 포함되어 있으면 에지 영역으로 간주하여 $b(x, y) = 1$ 로 매핑하고 그렇지 않으면 평탄 영역으로 간주하여 $b(x, y) = 0$ 으로 매핑한다.



[Fig. 4] Edge detection with Sobel masks.



[Fig. 5] Examples of generating the binary edge map.

3.3 에지 기반 잡음 제거

Haar 변환을 통해 얻어진 고주파 부밴드는 영상의 상세 정보를 충분히 가지고 있지만, 잡음도 많이 포함하고

있다. 비록 웨이블릿 기저함수가 영상에 포함된 잡음을 일부 제거할 수도 있지만 효과적이지는 못하다[16]. 만약 잡음이 포함된 고주파 계수들을 향상시키게 되면 영상의 상세 정보와 더불어 잡음도 더욱 커질 것이다. 본 논문에서는 에지 맵 기반의 필터링 알고리즘을 제안하여 고주파와 부밴드에 포함된 잡음을 제거한다. 만약, jil 부밴드의 에지 맵 $b(x, y)$ 가 1인 경우는 에지 영역이므로 식(5)와 같이 잡음을 제거하지 않는다. 반대로 $b(x, y)$ 가 0인 경우는 에지 영역이 아니므로 식(6)과 같이 soft-threshold 필터링을 수행하여 잡음을 제거한다.

$$g(x, y) = h(x, y) \quad (5)$$

$$g(x, y) = \begin{cases} h(x, y) - \lambda_{jil}, & h(x, y) > \lambda_{jil} \\ 0, & -\lambda_{jil} \leq h(x, y) \leq \lambda_{jil} \\ h(x, y) + \lambda_{jil}, & h(x, y) < -\lambda_{jil} \end{cases} \quad (6)$$

식(6)에서 $h(x, y)$ 는 jil 부밴드에서 (x, y) 위치의 고주파 계수 값을 의미하고 $g(x, y)$ 는 잡음이 제거된 계수 값을 의미한다. λ_{jil} 은 jil 부밴드의 soft threshold 필터링을 위한 문턱치를 나타내며, 식(7)과 같이 정의된다.

$$\lambda_{jil} = m_{jil} \sqrt{2 \log N_{jil}} \quad (7)$$

식(7)에서 N_{jil} 은 jil 부밴드 고주파 계수 값의 개수를 의미하고 m_{jil} 은 해당 부밴드의 미디언(median)을 나타내며, 식(8)과 같이 정의된다. 식(8)에서 x_{jil}^k 은 jil 부밴드 고주파 계수 값들을 의미한다.

$$m_{jil} = \text{median}(|x_{jil}^k|), \quad k = 1, 2, \dots, N_{jil} \quad (8)$$

3.4 적응적 가중치를 이용한 계수 조정

잡음이 제거된 고주파와 부밴드의 계수 값은 soft threshold 필터링에 의해 계수의 범위가 좁아졌으므로 부밴드의 특성을 반영한 가중치를 적용하여 조정하는 것

이 필요하다. 본 논문에서는 식(9)와 같이 고주파와 부밴드의 특성을 반영한 적응적 가중치를 적용하여 좁아진 계수 값을 향상시키고자 한다.

$$e(x, y) = w_{jil} g(x, y) \quad (9)$$

식(9)에서 $g(x, y)$ 는 잡음이 제거된 고주파와 부밴드의 계수 값을 의미하고 $e(x, y)$ 는 jil 부밴드의 적응적 가중치를 이용하여 향상된 계수 값을 의미한다. 고주파와 부밴드의 적응적 가중치를 나타내는 w_{jil} 은 식(10)과 같이 고주파와 부밴드의 특성이 반영되도록 잡음이 제거되기 전과 후의 표준편차를 비교하여 결정한다.

$$w_{jil} = 1 + \frac{|\sigma_{jil} - \hat{\sigma}_{jil}|}{\sigma_{jil}} \quad (10)$$

식(10)에서 σ_{jil} 은 잡음이 제거되기 전 고주파와 부밴드의 표준편차를 나타내고 $\hat{\sigma}_{jil}$ 은 잡음이 제거된 후의 부밴드 표준편차를 의미한다. 따라서 잡음이 제거되기 전과 후의 표준편차 차이가 크면 잡음의 영향이 강한 것으로 판단하고 큰 가중치를 적용하여 계수 값을 향상한다.

3.5 적응적 비선형 히스토그램 스트레칭

식(9)에 의해 향상된 고주파와 부밴드는 Haar 역변환과 웨이블릿 역변환을 통해 복원된 영상 $f(x, y)$ 를 얻는다. 하지만, 가중치를 적용하여 고주파와 부밴드 계수 값을 향상했음에도 불구하고 여전히 복원된 영상의 그레이스케일 범위가 원영상에 비해 좁아지게 된다. 더욱이 상대적으로 낮은 계조도를 갖는 의료영상의 경우에는 시각적으로 좋지 않은 복원화질을 나타낸다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 입력 영상의 특성을 고려한 적응적 비선형 히스토그램 스트레칭 알고리즘을 제안한다. 즉, 복원된 영상 $f(x, y)$ 의 최대 화소 값이 128보다 작은 경우, 식(11)을 적용하고 128보다 크다면 식(12)를 적용하여 향상된 최종 영상을 얻는다.

$$T(f(x, y)) = \begin{cases} f(x, y)M_1/N_1, & f(x, y) \in [0, N_1] \\ (f(x, y) - N_1)(M_2 - M_1)/(N_2 - N_1) + M_1, & f(x, y) \in (N_1, N_2] \\ (f(x, y) - N_2)(255 - M_2)/(f_{\max} - N_2) + M_2, & f(x, y) \in (N_2, f_{\max}] \end{cases} \quad (11)$$

$$T(f(x, y)) = \begin{cases} f(x, y)K_1/N, & f(x, y) \in [0, N_1] \\ (f(x, y) - N)(K_2 - K_1)/(f_{\max} - 2N) + K_1, & f(x, y) \in (N, f_{\max} - N] \\ (f(x, y) - f_{\max} + N)(255 - K_2)/N + K_2, & f(x, y) \in (f_{\max} - N, f_{\max}] \end{cases} \quad (12)$$

$T(\bullet)$ 는 제안하는 적응적 비선형 히스토그램 스트레칭 알고리즘의 결과 영상을 의미하고 f_{\max} 는 복원된 영상 $f(x,y)$ 의 최대 값을 나타낸다. N_1, N_2, M_1, M_2 및 N, K_1, K_2 는 아래의 수식과 같다.

$$N_1 = \frac{\bar{f}(x,y)}{2(\alpha - \beta)} \quad (13)$$

$$N_2 = \bar{f}(x,y) + \frac{f_{\max} - \bar{f}(x,y)}{2(\alpha - \beta)} \quad (14)$$

$$M_1 = 1/\alpha \quad (15)$$

$$M_2 = M_1 + (255 - M_1)/\beta \quad (16)$$

$$N = f_{\max}/4 \quad (17)$$

$$K_1 = f_{\max}/\alpha \quad (18)$$

$$K_2 = f_{\max}/\beta \quad (19)$$

위의 수식에서 $\bar{f}(x,y)$ 는 복원된 영상 $f(x,y)$ 의 평균을 의미한다. 아울러 α 와 β 는 제안하는 적응적 비선형 히스토그램 스트레칭 알고리즘의 컨트롤 파라미터를 의미한다.

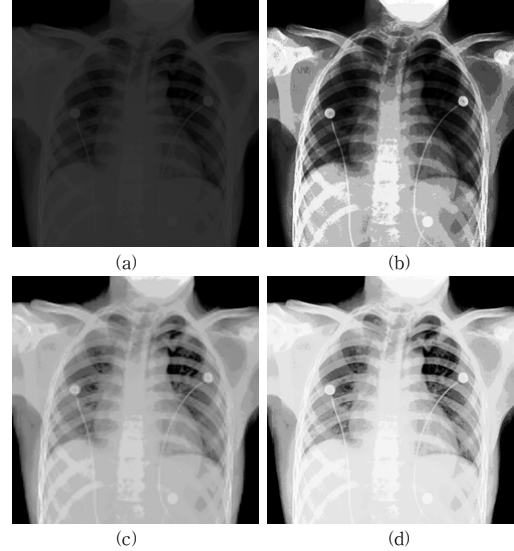
본 논문에서 제안한 알고리즘은 [13]에서 제안한 알고리즘의 향상된 버전이며, 차이점은 다음과 같다. 첫째, 예지 맵을 기반으로 고주파 부밴드에 포함된 잡음을 제거하며, 둘째 입력 영상의 특성을 고려한 적응적 비선형 히스토그램 스트레칭 알고리즘을 적용했다는 것이다.

4. 실험 결과

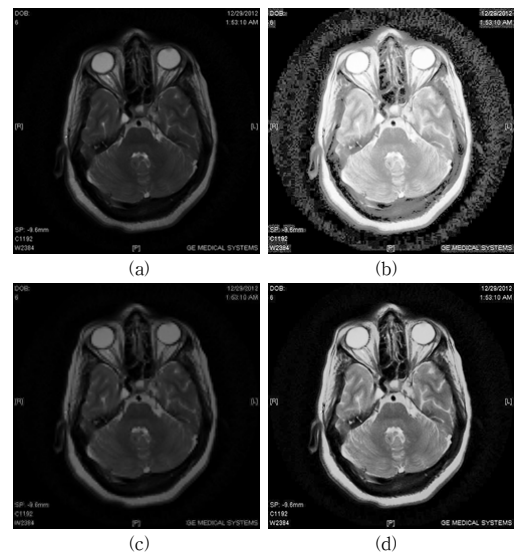
제안한 알고리즘의 성능을 측정하기 위해 명암대비가 낮은 의료영상을 실험에 사용하였으며, 3-레벨 웨이블릿 변환을 수행하였다. 제안한 알고리즘에 사용된 컨트롤 파라미터는 $1 < \alpha < 2$ 및 $1 < \beta < 1.5$ 로 설정하였다.

Fig. 6은 낮은 명암대비를 갖는 "Chest X-ray" 영상에 대해 기존의 방법과 제안한 알고리즘을 적용한 결과를 나타낸 것이다. 또한 컨트롤 파라미터 α 는 1.9, β 는 1.1로 설정했으며, 웨이블릿 역변환 및 Haar 역변환을 통해 복원된 영상의 최대 값이 128보다 작으므로 식(11)이 적용되었다. Fig. 7은 "Brain MRI" 영상에 대한 결과를 나타낸 것이며, 컨트롤 파라미터 α 는 1.4, β 는 1.1로 설정했고 복원된 영상의 최대 값이 128보다 크므로 식(12)가 적용되었다. 실험을 통해 제안한 알고리즘이 기존의 방

법에 비해 우수한 주관적 화질을 얻었으며, 특히 낮은 명암대비를 갖는 의료영상에 대해 예지를 효율적으로 보존하면서도 디테일 성분이 잘 표현됨을 알 수 있다.



[Fig. 6] Experimental results of the "Chest X-ray" image at (a) Original, at (b) after applying Histogram Equalization, at (c) after applying Yang's algorithm[12], and finally (d) after applying proposed algorithm.



[Fig. 7] Experimental results of the "Brain MRI" image at (a) Original, at (b) after applying Histogram Equalization, at (c) after applying Yang's algorithm[12], and finally (d) after applying proposed algorithm.

영상향상 알고리즘에서 주관적 화질 평가와 더불어 평균이나 분산, PSNR 등을 이용한 객관적 화질 평가도 중요하므로 본 논문에서는 Jobson[17]이 제안한 LCR(Lightness Change Rate)과 CCR(Contrast Change Rate)을 객관적 화질 평가 척도로 사용하였다. 즉, 국부적인 밝기 변화율과 콘트라스트 변화율이 어느 한쪽으로 치우치지 않고 비례하여 클수록 시각적으로 우수한 영상을 표현한다는 개념이다.

식(20)은 LCR과 CCR을 수식으로 표현한 것이다. μ_f 는 입력 영상의 전역(global) 평균을 의미하고 μ_g 는 출력 영상의 전역 평균을 의미한다. $\hat{\sigma}_f$ 는 입력 영상의 지역(local) 표준편차의 평균을 의미하고 $\hat{\sigma}_g$ 는 출력 영상의 지역 표준편차의 평균을 의미한다. 입출력 영상에 대한 지역 표준편차의 평균은 영상을 64×64 블록 단위로 나누고 각 블록에 대해 평균과 표준편차를 계산하여 얻는다.

$$LCR = \frac{\mu_g - \mu_f}{\mu_f}, \quad CCR = \frac{\hat{\sigma}_g - \hat{\sigma}_f}{\hat{\sigma}_f} \quad (20)$$

Table 1은 "Chest X-ray"에 대한 CCR과 LCR의 결과를 나타낸 것이다. "Chest X-ray" 영상과 같이 낮은 명암대비를 갖고 복원된 영상의 최대 값이 128보다 작은 경우에는 CCR 및 LCR 모두 제안한 알고리즘이 기존의 방법들에 비해 우수한 결과를 보였다. Table 2는 "Brain MRI" 영상에 대한 CCR과 LCR의 결과를 나타낸 것이다. 낮은 명암대비를 갖고 복원 영상의 최대 값이 128보다 큰 "Brain MRI"의 경우 CCR은 기존 방법들에 비해 우수하나 LCR은 히스토그램 평활화보다 작은 값을 나타내었다. 하지만, 주관적 화질 측면에서는 제안한 방법이 매우 우수함을 알 수 있다.

[Table 1] Evaluation data of the "Chest X-ray" image

	CCR	LCR
Histogram Equalization	17.206	2.583
Yang's Algorithm	12.972	2.976
Proposed Algorithm	20.914	3.971

[Table 2] Evaluation data of the "Brain MRI" image

	CCR	LCR
Histogram Equalization	2.978	5.533
Yang's Algorithm	0.198	0.006
Proposed Algorithm	3.371	1.480

5. 결론

의료영상의 화질을 향상시키는 기술은 환자를 진단하고 치료하는 데 있어 매우 중요하다. 본 논문에서는 에지를 기반으로 의료영상에 포함된 잡음을 효율적으로 제거하고 적응적 비선형 히스토그램 스트레칭을 이용한 의료영상의 화질 향상 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘이 기존의 방법들에 비해 우수한 주관적 화질을 보였으며, 특히 낮은 명암대비를 갖는 의료영상의 경우 효율적으로 에지를 보존하면서도 시각적으로 우수한 결과를 얻었다. 하지만, 제안한 알고리즘에 사용된 컨트롤 파라미터는 입력 이미지의 특성에 따라 수동적으로 선택된 것이므로 향후에는 최적화된 컨트롤 파라미터를 추출하는 연구가 필요하다.

Reference

- [1] Zohair Al-Ameen, Ghazali Sulong and Md. Gapar Md. Johar, "Employing a suitable contrast enhancement technique as a pre-restoration adjustment phase for computed tomography medical images," SERSC International Journal of Bio-Science and Bio-Technology, Vol. 5, No. 1, pp. 73-80, 2013.
- [2] Muna F. Al-Samaraie, "A new enhancement approach for enhancing image of digital cameras by changing the contrast," SERSC International Journal of Advanced Science and Technology, Vol. 32, pp. 13-22, 2011.
- [3] R. Grag, B. Mittal and S. Grag, "Histogram equalization techniques for image enhancement," International Journal of Electronics & Communication Technology, Vol. 2, Issue 1, pp. 107-111, 2011.
- [4] Vidhyalavanya. R and Madheswaran. M, "An improved denoising algorithm using parametric multiwavelets for image enhancement," SERSC International Journal of Advanced Science and Technology, Vol. 16, pp. 1-10, 2010.
- [5] Kossi Edoh and John Paul Roop, "A fast wavelet multilevel approach to total variation image denoising," SERSC International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, Vol. 2, No. 3, pp. 57-74, 2009.
- [6] Jian Lu, Dennis M. Healy, Jr. and John B. Weaver, "Contrast enhancement of medical images using multi-scale edge representation," Optical Engineering, Vol. 33, pp. 2151-2161, 1994.

- DOI: <http://dx.doi.org/10.1117/12.172254>
- [7] Yang, G. and Hansell, D.M., "CT image enhancement with wavelet analysis for the detection of small airways disease," IEEE Trans. Medical Imaging, Vol. 16, pp. 953-961, 1997.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/42.650893>
- [8] Fang, Y. and Qi, F., "A method of wavelet image enhancement based on soft threshold," Computer Engineering and Applications, Vol. 23, pp. 16-19, 2002.
- [9] Anamika Bhardwaj and Manish K. Singh, "A novel approach of medical image enhancement based on wavelet transform," International J. of Engineering Research and Applications, Vol. 2, pp. 2356-2359, 2012.
- [10] J. Cheng and C. Liu, "Novel method of color image enhancement based on wavelet analysis," Intelligent Information Technology Application Workshops, pp. 435-438, 2008.
- [11] Yi Wan and Dongbin Shi, "Joint exact histogram specification and image enhancement through the wavelet transform," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 16, No. 9, pp. 2245-2250, 2007.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TIP.2007.902332>
- [12] Yang, Y., Su, Z. and Sun, L., "Medical image enhancement algorithm based on wavelet transform," IEE Electronics Letters, Vol. 46, No. 2, pp. 120-121, 2010.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1049/el.2010.2063>
- [13] Seung-Jong Kim, "Medical Image Enhancement Using an Adaptive Weight and Threshold Values", The Institute of Internet, Broadcasting and Communication(IIBC), Vol. 12, No. 5, pp. 205-211, 2012.
- [14] A. Grossmann, and J. Morlet, "Decomposition of hardy functions into square integrable wavelets of constant shape," SIAM J. Math. Anal., Vol. 15, pp. 723-736, 1984.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1137/0515056>
- [15] S. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 11, pp. 674-693, 1989.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/34.192463>
- [16] David L. Donoho and Iain M. Johnstone, "Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage," Journal of the American Statistical Association, Vol. 90, Issue 432, pp. 1200-1224, 1995.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/01621459.1995.10476626>
- [17] Daniel J. Jobson, Zia-ur Rahman and Glenn A. Woodell, "The statistics of visual representation," Proc. SPIE 4736, Visual Information Processing XI, 25, 2002.
DOI: <http://dx.doi.org/doi:10.1117/12.477589>

김 승 종(Seung-Jong Kim)

[정회원]



- 1992년 2월 : 한양대학교 자연과학 대학 수학과 (이학사)
- 1994년 2월 : 한양대학교 대학원 전자통신공학과 (공학석사)
- 2000년 8월 : 한양대학교 대학원 전자통신공학과 (공학박사)
- 2000년 9월 ~ 현재 : 한양여자대학교 컴퓨터정보과 교수

<관심분야>

멀티미디어 영상처리, 디지털 통신 및 신호처리